

REDES NEURAIS COM TENSORFLOW

DIEGO RODRIGUES DSC

INFNET

Agenda

Parte 1 : Meta Heurística de Treinamento Robusta

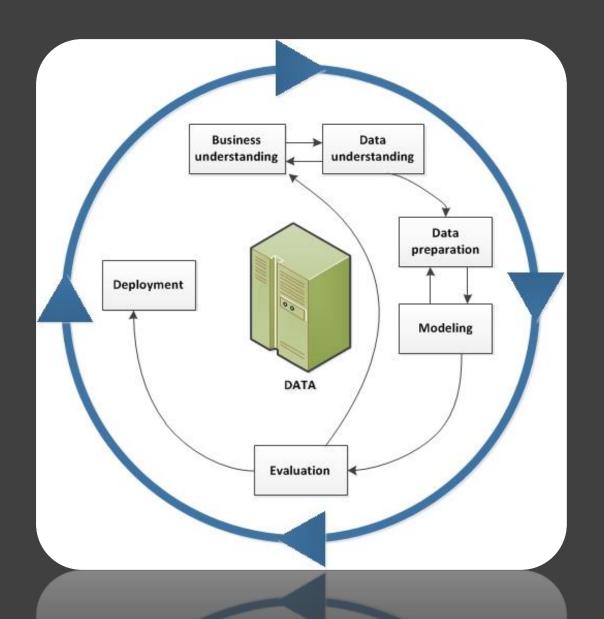
- Novo ciclo do CRISP
- Representação
- Modelagem
- Validação

Parte 2 : Prática

Notebook: Classificador Robusto Iris

Parte 3 : Trabalhos

Escopo & Evolução



Cross
Industry
Process for
Data Mining
(CRISP-DM)

Novo Ciclo CRISP

Algoritmo

- Reta 2 Pontos
- NN 10% VAL
- NN 10 Folds

Representação

- 2D
- 2D
- 2D

Preparação

- Nenhuma
- Nenhuma
- Scale

Modelagem

- Reta 2 Pontos
- NN Básica
- NN Hidden

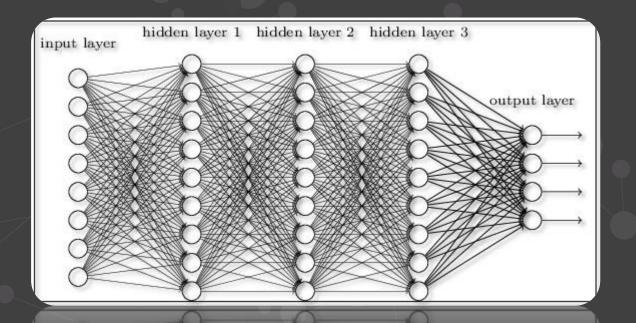
Validação

- Nenhuma
- Precisão/Recall
- Precisão/Recall

- Garantir estabilidade no treinamento
- Chegar a mesma solução independente do experimento
- Garantir Generalização

Análise de Negócio

- Reprodutibilidade do
 - **Experimento**
 - Controlar SEED do Numpy & Keras.
 - Mitigar o efeito da inicialização dos Parâmetros

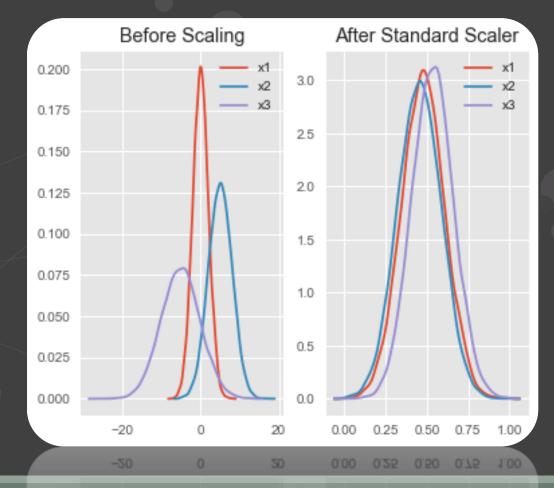


Representação

- Normalização
 - Garantir que as variáveis independentes possuem a mesma escala
- Análise de Componentes Principais
 - Garantir que as variáveis independentes sejam descorrelacionadas
- Análise de Componentes Independentes
 - Garantir que as variáveis independentes sejam independentes

Normalização

- Garantir que as variáveis independentes possuem a mesma escala
- Mesmo efeito numérico na otimização independente da escala.

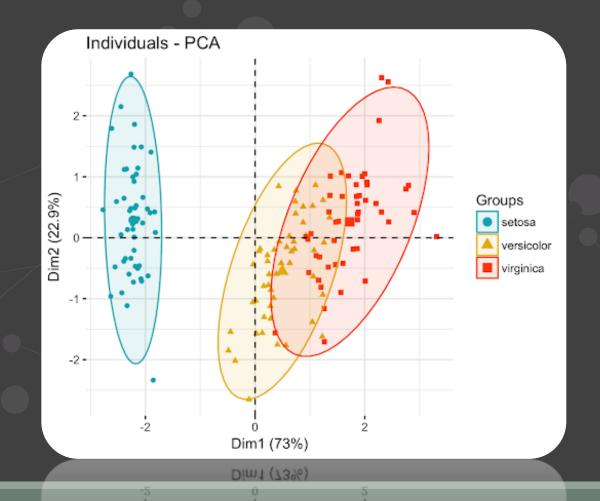


0000

0.0

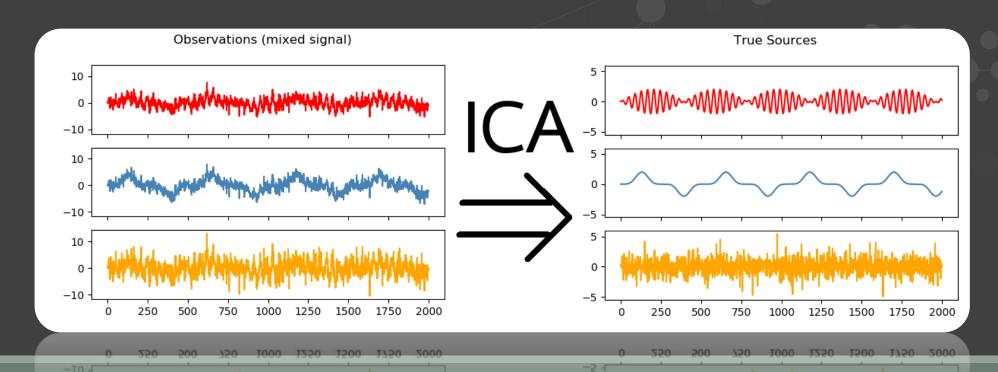
Análise de Componentes Principais

- Garantir que as variáveis independentes sejam descorrelacionadas.
- Identificar novas direções com maior concentração de energia / informação.



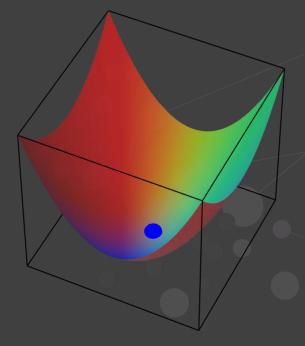
Análise de Componentes Independentes

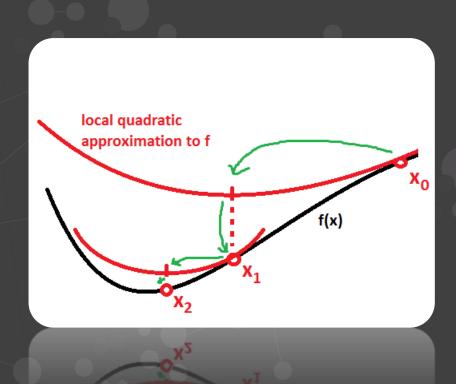
- Garantir que as variáveis independentes sejam independentes
- Identificar principais direções de não-gaussianidade

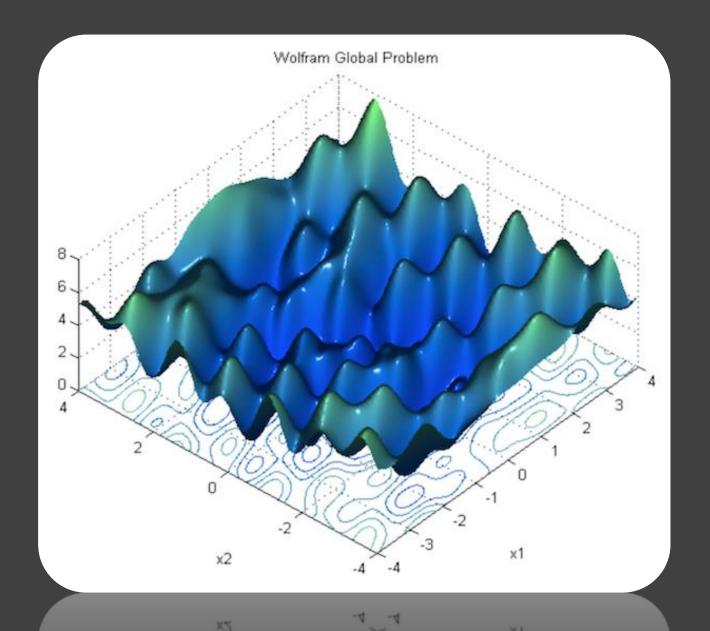


Encontrando o Ótimo Global para os Parâmetros

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y - f(w, x))$$



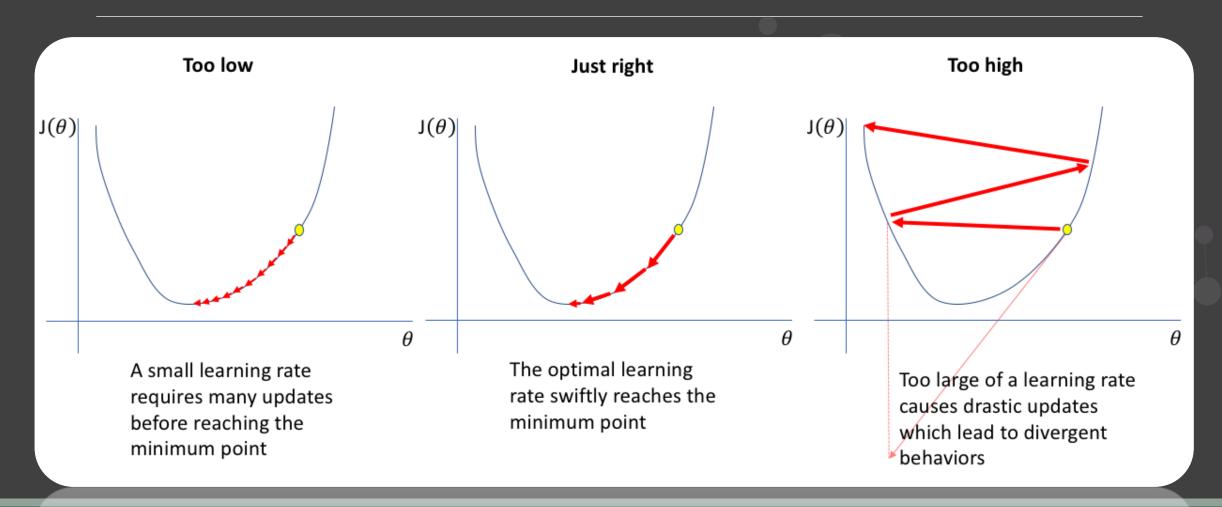




Superfície do Erro Médio Quadrático em Função dos Parâmetros

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y - f(w, x))$$

Estimador de Gradiente + Taxa Correta



minimum point

which lead to divergent behaviors

AdaGrad

Decai a convergência em proporção ao histórico de atualização

Parâmetros

- η: taxa de aprendizado
- ε: estabilizador do denominador

$$v_t^w = v_{t-1}^w + (\nabla w_t)^2$$

$$w_{t+1} = w_t - \frac{\eta}{\sqrt{v_t^w + \epsilon}} * \nabla w_t$$

$$v_t^b = v_{t-1}^b + (\nabla b_t)^2$$

$$b_{t+1} = b_t - \frac{\eta}{\sqrt{v_t^b + \epsilon}} * \nabla b_t$$

RMSProp

Permite selecionar a intensidade do decaimento com o hiperparâmetro β

Parâmetros

- η: taxa de aprendizado
- ε: estabilizador do denominador
- β: Peso do gradiente atual no decaimento

$$v_t^w = \beta * v_{t-1}^w + (1 - \beta)(\nabla w_t)^2$$

$$w_{t+1} = w_t - \frac{\eta}{\sqrt{v_t^w + \epsilon}} * \nabla w_t$$

$$v_t^b = \beta * v_{t-1}^b + (1 - \beta)(\nabla b_t)^2$$
$$b_{t+1} = b_t - \frac{\eta}{\sqrt{v_t^b + \epsilon}} * \nabla b_t$$

Adam

Usa a média dos momentos para controlar o decaimento.

Parâmetros

- η: taxa de aprendizado
- ε: estabilizador do denominador
- β1: Peso do gradiente linear.
- β1: Peso do gradiente quadrático.

$$m_{t} = \beta_{1} * m_{t-1} + (1 - \beta_{1}) * \nabla w_{t}$$

$$v_{t} = \beta_{2} * v_{t-1} + (1 - \beta_{2}) * (\nabla w_{t})^{2}$$

$$\hat{m}_{t} = \frac{m_{t}}{1 - \beta_{1}^{t}} \qquad \hat{v}_{t} = \frac{v_{t}}{1 - \beta_{2}^{t}}$$

$$w_{t+1} = w_{t} - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_{t} + \epsilon}} * \hat{m}_{t}$$

Quasi-Newton

Estima o 1º e o 2º momento (gradiente e hessiana)

Goal:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)$$

Gradient descent:

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k), \ \alpha_k > 0$$

Newton method:

$$x_{k+1} = x_k - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k)$$

Modified Newton method: [Method of Deflected Gradients]

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k S_k \nabla f(x_k)$$

$$S_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$$
, $\alpha_k \in \mathbb{R}$

Special cases:

$$S_k = I_n$$
: Gradient descent

$$S_k = [\nabla^2 f(x_k)]^{-1}$$
: Newton method

$$S_k = [\nabla^2 f(x_k)]^{-1}$$
: Newton method

Special cases: $S_k = I_n$: Gradient descent

Annealing / Weight Decay

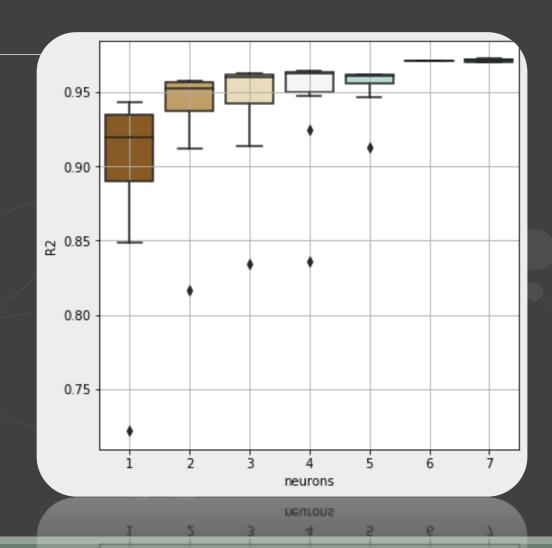
end for

```
Simulated annealing algorithm
    Select the best solution vector x_0 to be optimized
 2 Initialize the parameters: temperature T, Boltzmann's constant k, reduction factor c
    while termination criterion is not satisfied do
            for number of new solution
                 Select a new solution: x_0 + \Delta x
                      if f(x_0+\Delta x) > f(x_0) then
                          f_{\text{new}} = f(x_0 + \Delta x); \quad x_0 = x_0 + \Delta x
 9
                          else
10
                              \Delta f = f(x_0 + \Delta x) - f(x_0)
11
                              random r(0, 1)
                                   if r > \exp(-\Delta f/kT) then
                                         f_{\text{new}} = f(x_0 + \Delta x), \quad x_0 = x_0 + \Delta x
 13
                                         else
14
15
                                         f_{\text{new}} = f(x_0),
16
                                 end if
17
                     end if
18
                 f = f_{\text{new}}
19
                 Decrease the temperature periodically: T = c \times T
20
           end for
21 end while
21 end while
```

Decrease the temperature periodically: $T = c \times T$

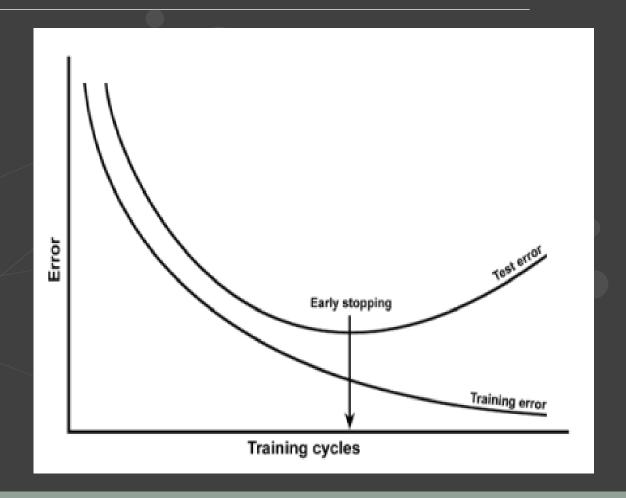
Validação

- Iteração dos hiperparâmetros
- Seleção da Figura de Mérito
- Seleção da Estatística de Ganho



Critérios de Parada

- Aumento no Erro de Validação
- Estabilidade da Figura de Mérito no Treino
- Estabilidade de Figura de mérito no Teste



Classificação Robusta Iris

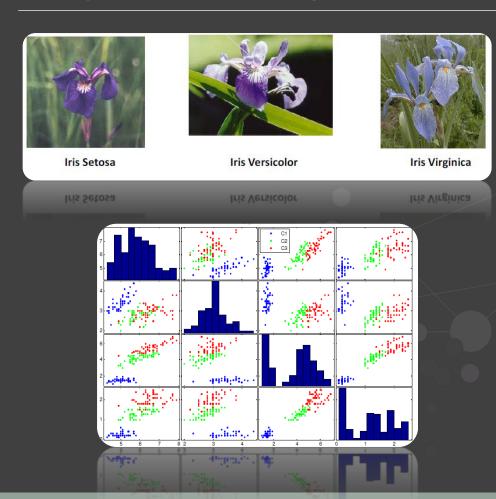
Problema de Negócio

Características das flores

Largura & comprimento da pétala Largura & comprimento da sépala



Representação



Características das flores

Largura & comprimento da pétala

Largura & comprimento da sépala

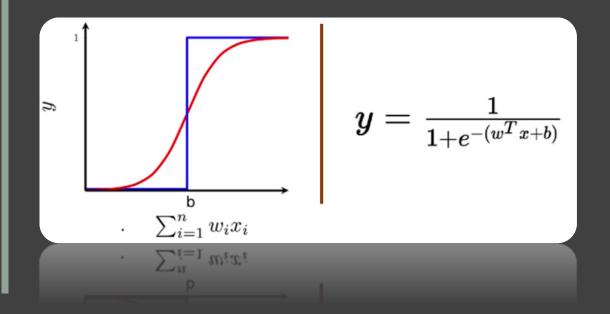
Espaço de atributos com 4 dimensões!

Modelagem

Rede Neural Feed Forward

- Representação: 2 atributos
- Meta-parâmetros: 1..N neurônios TANH na camada oculta
- Treinamento: base de treino completa.
 - Precisão / Recall / Acurácia
 - Validação Cruzada 10 Folds
- Algoritmo RMSProp / Adam
 - RMSProp Taxa de aprendizado fixa "Cautious"
 - Adam Taxa de aprendizado com decaimento "Quickie"





Classificador Iris